

## 라만 스펙트럼 고속 검색 알고리즘

고대영<sup>1</sup>, 백성준<sup>1\*</sup>, 박준규<sup>1</sup>, 서유경<sup>1</sup>, 서성일<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>전남대학교 전자컴퓨터공학부, <sup>2</sup>호남대학교 전기공학과

### The Fast Search Algorithm for Raman Spectrum

Dae-Young Ko<sup>1</sup>, Sung-June Baek<sup>1\*</sup>, Jun-Kyu Park<sup>1</sup>,  
Yu-Gyeong Seo<sup>1</sup>, Sung-II SEO<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Electronics and Computer Engineering, Chonnam National University

<sup>2</sup>Electrical Engineering, Honam University

**요약** 최근에 라만스펙트럼에 대한 고속 검색 방법은 많은 관심을 받아왔다. 지금까지 가장 간단하고 널리 사용되는 방법은 주어진 스펙트럼과 데이터베이스 스펙트럼 사이의 유클리드 거리를 계산하고 비교하는 방법이다. 하지만 고차원 데이터의 속성으로 검색의 문제는 그리 간단하지 않다. 가장 큰 문제점중의 하나는 검색 방법에 있어서 연산량이 많아 계산 시간이 너무 오래 걸린다는 것이다. 이러한 문제점을 극복하기 위해, 코드워드의 MPS(Mean Pyramids Search)와 PDS(Partial Distortion Search)을 사용하는 알고리즘이 현재 이미지 코딩 분야에서 고속 검색 알고리즘으로 널리 사용되고 있다. 하지만 이 방법은 1차원 데이터의 경우에는 적합하지 않다. 본 논문에서 우리는 라만 스펙트럼 데이터에 적합한 3가지 새로운 방법의 고속 검색 알고리즘을 제안한다. 이 방법은 벡터의 두 개의 주요한 특징으로 평균과 분산을 사용하여 후보가 될 수 없는 많은 코드워드를 계산하지 않으므로 연산량을 줄이고 계산 시간을 줄여준다. 실험은 1DMPS+PDS와 비교하여 1DMPS Sort+PDS는 42.8%, 1DMPS Sort+PDS는 48.6%, 1DMPS Sort with Sorted Variance+PDS는 55.2%의 성능향상을 보였다. 실험 결과는 제안된 알고리즘이 고속 검색에 적합함을 확인시켜 준다.

**Abstract** The problem of fast search for raman spectrum has attracted much attention recently. By far the most simple and widely used method is to calculate and compare the Euclidean distance between the given spectrum and the spectra in a database. But it is non-trivial problem because of the inherent high dimensionality of the data. One of the most serious problems is the high computational complexity of searching for the closet codeword. To overcome this problem, The fast codeword search algorithm based on the mean pyramids of codewords is currently used in image coding applications. In this paper, we present three new methods for the fast algorithm to search for the closet codeword. the proposed algorithm uses two significant features of a vector, mean values and variance, to reject many unlikely codewords and save a great deal of computation time. The Experiment results show about 42.8-55.2% performance improvement for the 1DMPS+PDS. The results obtained confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key Words** : Fast Search Algorithms, Mean and Variance Features, MPS(Mean Pyramids Search), PDS(Partial Distortion Search), Raman Spectrum

### 1. 서론

물질의 물리·화학적 특성을 측정하기 위해 라만 분광

기기의 사용이 점차 늘어나고 있다. 따라서 스펙트럼 데이터를 데이터베이스의 알려진 스펙트럼과 비교하여 식별할 수 있는 고속 검색 방법에 대한 요구도 커지고 있

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No.2013K2A2A)

\*Corresponding Author : Sung-June Baek(Chonnam National Univ.)

Tel: +82-62-530-1795 email: tozero@chonnam.ac.kr

Received March 04, 2015

Revised (1st April 30, 2015, 2nd May 6, 2015)

Accepted May 7, 2015

Published May 31, 2015

다. 지금까지 가장 간단하고 널리 사용되는 방법은 주어진 스펙트럼과 데이터베이스 스펙트럼 사이의 유클리드 거리를 계산하고 비교하는 방법이다. 하지만 비교되어질 데이터베이스 스펙트럼의 개수가 많아질수록 스펙트럼 식별에 많은 계산 시간이 필요하다. 이러한 문제점을 극복하기 위한 많은 검색 방법들이 벡터 양자화 분야에서 소개되었다.

먼저 유클리드 거리 계산을 통한 Full Search 방법을 살펴보면 다음과 같다[1,2]. 코드워드 검색은 다음 식(1)을 만족하는 코드북  $C = \{y_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 에서 입력 벡터  $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ 와 유클리드 거리의 제곱 값이 가장 작은 하나의 코드워드  $y_i$ 를 찾는 문제이다.

$$d^2(x, y_i) = \min_j d^2(x, y_j) \quad (1)$$

여기서 코드워드  $y_i$ 는  $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK})$ 을 의미하고  $d^2(x, y_j)$ 는 입력벡터  $x$ 와 코드워드  $y_i$  사이의 유클리드 거리의 제곱 값으로 다음 식(2)와 같다.

$$d^2(x, y_j) = \sum_{n=1}^k (x_n - y_{jn})^2 \quad (2)$$

위의 유클리드 거리의 제곱 값을 이용한 코드워드 검색 방법은 입력벡터와 가장 가까운 코드워드를 찾기 위해 코드북 전체를 검색한다. 이러한 전체 검색(Full Search) 방법은 코드북 크기가  $N$ 이면  $K$ 차원 입력벡터에 대해  $N \times K$  번의 곱셈,  $N \times (2K - 1)$  번의 덧셈과  $N - 1$  번의 비교 연산이 필요하다. 코드북 크기  $N$  값이 커지면 계산량이 많아지는 문제가 발생한다. 코드북 전체 검색을 피하기 위한 많은 고속 알고리즘들이 제안되었다[3-8]. 이러한 것에는 PDS(Partial Distortion Search or Elimination), MPS(Mean Pyramids Structure or Search) 알고리즘들이 있다. PDS 알고리즘은 유클리드 거리의 제곱의 누적 합이 가장 가까운 코드워드 후보의 거리보다 크면 거리 계산을 종료하여 계산량을 줄이는 방법이다[3,4]. MPS 알고리즘은 입력벡터와 각 코드워드 사이의 거리를 계산하기 전에 먼저 간단한 테스트를 수행하여 테스트를 통과하지 못한 그러한 코드워드를 제외하여 계산량을 줄이는 방법이다[5,6,7].

라만 스펙트럼 데이터의 고속 검색 방법을 찾기 위해 우리는 벡터 양자화 분야에서 사용되고 있는 기존의 고속 검색 방법들을 살펴보고 라만 스펙트럼 데이터에도 적용가능한지 알아보려 한다. 또한, 벡터 양자화 분야에서는 테스트 데이터의 차수가 낮고, 비교되어질 데이

터의 수도 작은 반면에, 라만 스펙트럼 데이터의 차수는 높고 스펙트럼의 수도 많다. 그래서 라만 스펙트럼 데이터의 고속 검색에 적합한 새로운 방법을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 벡터양자화 분야에서 널리 사용되고 있는 고속 검색 알고리즘에 대해 살펴본다. 3절에서는 라만 스펙트럼 데이터의 검색에 적합한 새로운 고속 검색 알고리즘을 제안하고 설명한다. 4절에서는 실험결과를 통해 제안된 방법이 고속 검색에 적합함을 확인한다. 마지막으로 5절에서 간단한 결론으로 본 논문을 마무리 한다.

## 2. 기존의 고속 검색 알고리즘

### 2.1 PDS(Partial Distortion Search)

PDS 알고리즘은 입력 벡터  $x$ 와 코드워드  $y_j$  사이의 거리의 제곱  $d^2(x, y_j)$  계산에 있어서 종료 조건을 두어 조기에 종료 시키는 방법이다[3]. 이 알고리즘은 먼저 입력 벡터  $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ 와 임의의 코드워드 사이의 거리의 제곱  $d^2(x, y_j)$  값을 계산하여  $d_{\min}^2$ 으로 놓는다. 다음 코드워드  $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK})$ 에 대해, 처음부터  $q$ 까지 거리의 제곱 값의 누적 합이  $d_{\min}^2$ 보다 큰 다음 식(3)의 조건을 만족하는  $q < K$ 가 존재하면, 코드워드  $y_i$ 의 거리의 제곱 계산을 멈춘다.

$$\sum_{n=1}^k (x_n - y_{in})^2 \geq d_{\min}^2 \quad (3)$$

이 방법은  $(K - q)$  번의 곱셈과  $2(K - q)$  번의 덧셈 계산을 줄여준다.

### 2.2 MPS(Mean Pyramids Structure or Search)

$K$ 차원 입력벡터  $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ 와 코드워드  $y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iK})$ 에 대해  $x$ 와  $y_i$ 의 평균은 다음 식(4)와 같다.

$$m_x = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K x_j, \quad m_{y_i} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K y_{ij} \quad (4)$$

$x$ 와  $y_i$ 사이의 거리의 제곱 값  $d^2(x, y_j)$ 과 부등식은 다음 식(5),(6),(7)과 같다.

$$d^2(x, y_j) = \sum_{j=1}^K (x_j - y_{ij})^2 \quad (5)$$

$$d^2(x, y_i) \geq K(m_x - m_{y_i})^2 \quad (6)$$

$$d^2(x, y_i) \geq 4d_{n-1}^2(x, y_i) \geq \dots \geq 4^n d_0^2(x, y_i) \quad (7)$$

MPS 알고리즘은 먼저 입력 벡터  $x$ 의 평균 피라미드 (Mean Pyramids)를 만들고  $x$ 와 평균값의 차가 최소가 되는 코드워드  $y_p$ 를 찾는다[8]. 그리고  $x$ 와  $y_p$ 사이의 거리의 제곱 값  $d^2(x, y_j)$ 을  $d_{\min}^2$ 으로 놓는다. 현재  $x$ 와 가장 가까운 코드워드는  $y_p$ 가 된다. 임의의 다른 코드워드  $y_i$ 에 대해 평균 피라미드의 상위 레벨에서부터 부등식  $4^n d_0^2(x, y_i) \geq d_{\min}^2$ 이 성립하는지를 검사한다. 부등식  $4^n d_0^2(x, y_i) \geq d_{\min}^2$ 이 성립한다면 코드워드  $y_i$ 는  $x$ 에 가장 가까운 코드워드가 될 수 없다. 다음으로 두 번째 레벨에서 부등식  $4^{n-1} d_1^2(x, y_i) \geq d_{\min}^2$ 의 성립여부를 검사한다. 비슷한 방법으로 하위 레벨까지 검사를 실시한다. 하위레벨에서  $d^2(x, y_i) < d_{\min}^2$ 이면 현재  $d_{\min}^2$ 을  $d^2(x, y_i)$ 으로 바꾼다. 그러면 현재  $x$ 와 가장 가까운 코드워드는  $y_i$ 가 된다. 평균 피라미드 상위레벨에서부터 하위레벨까지 위 부등식의 성립여부를 조사하여  $x$ 와 후보가 될 수 없는 코드워드  $y_i$ 사이의 거리의 제곱 값  $d^2(x, y_j)$ 을 계산하지 않으므로 계산량을 줄일 수 있고 빠른 검색이 가능하다.

### 3. 제안된 고속 검색 알고리즘

#### 3.1 1DMPS(1-Dimensional MPS)

2.2에서 제안된 MPS 방법은 주로 이미지 코딩에 적용되어진다. 그러므로 본 논문에서는 1차원 데이터에 적합한 1DMPS 방법을 사용한다.  $m_{x,m/n}$ 를  $(x_{K^*(m-1)/n+1}, x_{K^*(m-1)/n+2}, \dots, x_{K^*m/n})$ 의 평균이라고 하면 1DMPS방법은 다음과 같은 부등식(8)을 만족한다.

$$\begin{aligned} d^2(x, y) &\geq K/S(m_{x^*K/S_1} - m_{y,K/S_1})^2 \\ &\quad + K/S(m_{x^*K/S_2} - m_{y,K/S_2})^2 \\ &\quad + \dots + K/S(m_{x^*K/S_K} - m_{y,K/S_K})^2 \\ &\quad \vdots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\geq K/4(m_{x^*1/4} - m_{y,1/4})^2 \\ &\quad + K/4(m_{x^*2/4} - m_{y,2/4})^2 \\ &\quad + \dots + K/4(m_{x^*4/4} - m_{y,4/4})^2 \\ &\geq K/2(m_{x^*1/2} - m_{y,1/2})^2 \\ &\quad + K/2(m_{x^*2/2} - m_{y,2/2})^2 \\ &\geq K(m_x - m_y)^2 \quad (8) \end{aligned}$$

이 방법은 제일 아래 부등식을 먼저 검사한다. 코드워드가 테스트를 통과하면, 다음으로 두 번째 부등식을 테스트한다. 테스트를 통과한 코드워드에 대해 계속해서 위 부등식으로 테스트를 진행하여 마지막으로 제일 상위 부등식에 대한 테스트를 진행한다. 여기서 세그먼트 수  $S(1 \leq S \leq K)$ 는 데이터를 똑같은 크기로 분할하므로 다음 식(9)를 만족한다.

$$S = S_1 = S_2 = \dots = S_K \quad (9)$$

입력 벡터  $x$ 와 첫 번째 코드워드  $y_i$  사이의 거리의 제곱 값  $d^2(x, y_j)$ 을  $d_{\min}^2$ 으로 놓는다. 현재  $x$ 와 가장 가까운 코드워드는  $y_1$ 가 된다. 나머지 코드워드  $y_i$ 에 대해 하위 부등식에서부터 상위 부등식까지의  $d_{\min}^2$  값의 비교를 통해 코드워드 후보가 될 수 없는 코드워드를 제외한다. 벡터 양자화에서는 테스트 데이터의 차수( $K$ )가 낮으므로 하위 부등식에서부터 상위 부등식까지의 레벨 수가 작다. 그러나 라만 스펙트럼의 경우 데이터의 차수가 높으므로 하위 부등식에서부터 상위 부등식까지의 테스트를 진행하는 대신에 각각의 부등식에서 코드워드에 대한  $d_{\min}^2$  값과의 비교를 통해 테스트를 진행한다. 부등식의 값이  $d_{\min}^2$  값보다 크면 입력 벡터  $x$ 와 가장 가까운 코드워드 후보에서 제외하여  $d^2(x, y_j)$ 을 계산하지 않으므로 계산량을 줄일 수 있고 빠른 검색이 가능하다.

1DMPS 방법은 입력 벡터와 임의의 코드워드의 평균 값에 대한 유클리드 거리의 제곱 전체의 누적 합과  $d_{\min}^2$  값을 비교한다. PDS 방법은 유클리드 거리의 제곱의 누적 합이 가장 가까운 코드워드 후보의 거리보다 크면 거리 계산을 종료하여 계산량을 줄이는 방법이다. 그러므로 1DMPS에 PDS를 결합하는 방법을 생각할 수 있다. 1DMPS+PDS 방법은 입력 벡터와 임의의 코드워드의 평균 값에 대한 유클리드 거리의 제곱 부분 누적 합이  $d_{\min}^2$  값보다 크면 거리 계산이 종료되므로 1DMPS 방법보다 계산량을 더 줄임으로써 더욱 빠른 검색이 가능하다.

### 3.2 1DMPS Sort+PDS(1DMPS Sort+PDS)

PDS 방법을 적용하면 계산량을 줄일 수 있으므로 1DMPS에 PDS를 결합하기 전에 데이터베이스 코드워드 전체에 대한 평균 값(Fig. 1)에 따라 1DMPS를 정렬한 후 PDS를 결합하는 방법이 가능하다. 1DMPS Sort+PDS 방법은 신호의 피크가 신호를 구별하는데 주요한 특징으로 작용하므로 평균의 최대 피크 값에서 최소 피크 값으로 내림차순 정렬한 평균값을 사용한 후 PDS를 적용한 검색방법이다. 이 방법은 입력 벡터와 임의의 코드워드의 평균값에 대한 유클리드 거리의 제곱 부분 누적 함에 대한 거리 계산 종료 시점을 더 빠르게 하므로 1DMPS+PDS방법보다 계산량을 줄이고 빠른 검색이 가능하다.

### 3.3 1DMPS with Sorted Variance+PDS

3.1에서 제안한 1DMPS 방법은 벡터의 평균값을 사용하여 계산 시간을 줄이고 검색속도를 향상시킨다. 그러나 똑같은 평균값을 갖는 두 벡터 사이의 실제 거리에서 차는 클 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 평균값을 사용하는 대신에 데이터베이스 코드워드 전체에 대한 분산 값(Fig. 1)을 사용하는 것이 가능하다. 1DMPS with Sorted Variance+PDS 방법은 분산 신호의 피크가 신호를 구별하는데 주요한 특징으로 작용하므로 분산의 최대 피크 값에서 최소 피크 값으로 내림차순 정렬한 분산 값(Fig. 2)을 사용하는 검색방법이다. 그리고 더 나아가 분할된 데이터의 평균이 큰 값부터 작은 값으로 내림차순 정렬하는 1DMPS Sort with Sorted Variance+PDS방법을 사용하여 성능을 조금 더 개선할 수 있다. 아래 Fig.1은 레퍼런스 데이터의 평균과 분산에 대한 그래프이다. Fig.2는 분산의 피크 값을 내림차순으로 정렬한 그래프이다.

## 4. 실험결과

### 4.1 실험방법

알고리즘의 성능을 비교 시험하기 위해 화학 물질에 대한 라만 스펙트럼 테스트 데이터(코드워드 차수  $K=3,300$ )를 사용한다. 레퍼런스 데이터(코드북 크기  $N=14,085$ )는 총 14,085개의 화학물질에 대한 라만 스펙트라 데이터로 구성된다. 실험을 위해 레퍼런스 데이터

로부터 500개를 균일한 간격으로 샘플링하고 약 24.8dB(SNR=24.8dB)의 잡음을 추가하여 테스트 데이터를 생성하였다. 알고리즘에 대한 성능 평가 기준으로 실행시간을 사용하면 사용자 컴퓨터 프로세서의 속도에 따라 정확한 비교가 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 알고리즘의 객관적인 성능 비교를 위한 알고리즘의 성능 평가 기준으로 곱셈연산, 덧셈연산 및 총 연산 횟수를 사용한다. 각 연산에 대한 계산량은 테스트 데이터 500개에 대한 각 알고리즘들의 평균 연산 횟수를 사용한다.

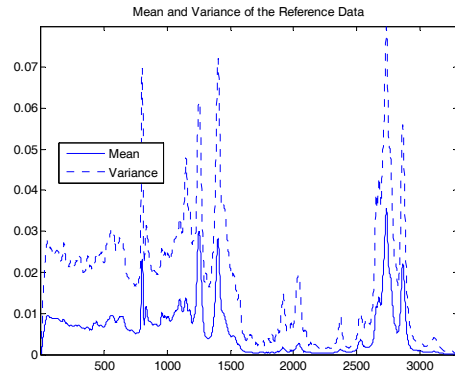


Fig. 1. Mean and Variance of the Reference Data

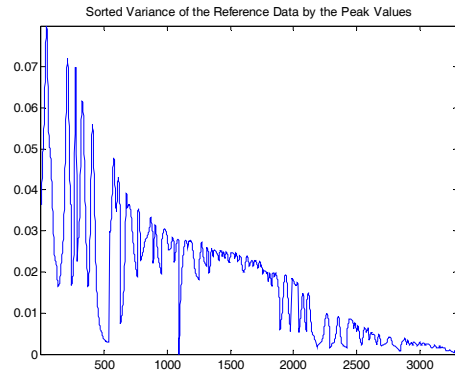


Fig. 2. Sorted Variance of the Reference Data

### 4.2 실험결과

각 알고리즘들의 성능 실험결과는 아래의 그림처럼 곱셈연산, 덧셈연산, 총 연산 횟수로 나타낸다. Fig. 3은 평균 곱셈연산을 Fig. 4는 덧셈연산을 Fig. 5는 총 연산 횟수를 나타낸다. Table 1은 각 알고리즘들의 성능 실험 결과에 대한 평균 곱셈연산, 덧셈연산, 총 연산 횟수 중

최적의 성능을 나타내는 연산 횟수를 표시하였다.

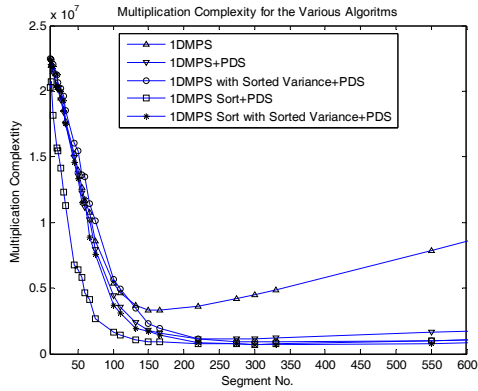


Fig. 3. Comparison of the Multiplication Complexity for the Various Algorithms

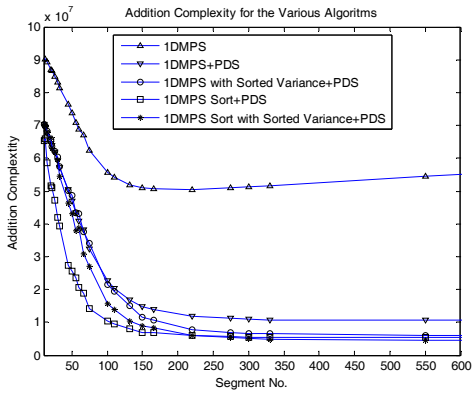


Fig. 4. Comparison of the Addition Complexity for the Various Algorithms

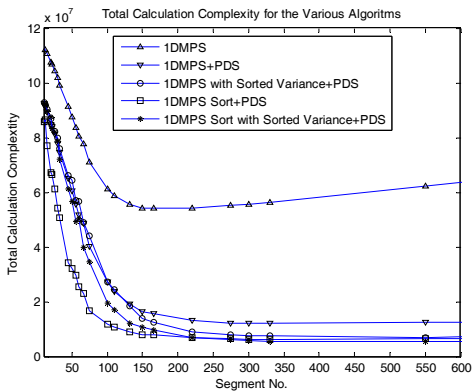


Fig. 5. Comparison of the Total Complexity for the Various Algorithms

1DMPS는 Full Search와 비교하여 61.2%의 성능향상 결과를 보였다. 이를 통해 1DMPS 방법이 고속 검색에 적합함을 알 수 있다. 또한 Full Search와 비교하여 Full Search+PDS는 81.3%, 1DMPS와 비교하여 1DMPS+PDS는 77.8%의 성능이 향상 되었다. 이 실험 결과 PDS를 결합하는 방법이 고속 검색에 적합함을 알 수 있다. 그리고 1DMPS+PDS와 비교하여 1DMPS with Sorted Variance+PDS는 42.8%, 1DMPS Sort+PDS는 48.6%, 1DMPS Sort with Sorted Variance+PDS는 55.2%의 성능향상 결과를 보였다. 이 실험을 통해 데이터베이스 코드워드 전체에 대한 평균 또는 분산 값을 사용하여 평균 또는 분산 신호의 최대 피크 값에서 최소 피크 값으로 내림차순 정렬한 후 PDS를 결합한 방법이 유효한 방법임을 알 수 있다. 실험 결과 본 논문에서 제안된 방법은 입력 벡터와 가까운 후보가 될 수 없는 더 많은 코드워드를 제외하여 계산량을 줄이므로 고속 검색에 적합하다는 것을 보여주고 있다.

Table 1. Multiplication, Addition, Total Calculation Complexity with the best Performance for the Various Algorithms

Method	Multiplication	Addition	Total
Full Search	46,480,500	92,946,915	139,427,415
Full Search+PDS	8,684,336	17,354,587	26,038,923
1DMPS	3,582,504	50,501,333	54,083,837
1DMPS+PDS	1,182,955	10,807,611	11,990,566
1DMPS with Sorted Variance+PDS	900,648	5,963,185	6,863,833
1DMPS Sort+PDS	727,726	5,440,205	6,167,931
1DMPS Sort with Sorted Variance+PDS	853,773	4,520,642	5,374,415

## 5. 결론

Full Search 방법은 주어진 스펙트럼과 데이터베이스 스펙트럼 사이의 유클리드 거리를 계산하고 비교하는 방법이다. 이 방법은 코드북 전체를 검색하므로 계산량이 너무 많다는 단점이 있다. 1DMPS 방법은 입력벡터와 각 코드워드 사이의 거리를 계산하기 전에 먼저 간단한 테스트를 수행하여 테스트를 통과하지 못한 그러한 코드워드를 제외하여 계산량을 줄이는 방법이다. 1DMPS+PDS 방법은 유클리드 거리의 제공의 누적 합

이 가장 가까운 코드워드 후보의 거리보다 크면 거리 계산을 종료하여 계산량을 줄이는 방법이다.

본 논문에서는 스펙트럼 데이터를 데이터베이스의 알려진 스펙트럼과 비교하여 식별할 수 있는 새로운 고속 검색 방법으로 1DMPS Sort+PDS, 1DMPS with Sorted Variance+PDS, 1DMPS Sort with Sorted Variance+PDS 을 제안하였다. 이 방법들은 벡터의 두 개의 주요한 특징으로 평균과 분산을 사용하고 신호 피크의 최대에서 최소값 순서로 내림차순 정렬한 후 PDS 방법을 적용한다. 이 방법을 사용하여 후보가 될 수 없는 더욱 더 많은 코드워드를 계산하지 않으므로 연산량을 줄이고 계산 시간을 줄여준다. 실험결과 기존의 검색 방법보다 성능이 개선되었고 제안된 알고리즘이 고속 검색에 적합함을 확인하였다.

## References

- [1] LINDE, Y., BUZO, A., and GRQY, R.M, "An algorithm for vector quantizer design", IEEE Trans., pp. 84-95, 1980.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TCOM.1980.1094577>
- [2] GRAY, R.M, "Vector quantization", Proc. of 2nd IEEE ASSP Mag, pp. 4-29, 1984.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/MASSP.1984.1162229>
- [3] BEI, C.D, GRAY, R.M, "An improvement of the minimum distortion encoding algorithm for vector quantization", IEEE Trans., pp. 1132-1133, 1985.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TCOM.1985.1096214>
- [4] HSIEH, C.H, LU,P,C, CHANG,J,C, "Fast codebook generation algorithms for vector quantization of images", Pattern Recognition Lett, pp. 605-609, 1991.  
DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655\(91\)90014-D](http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655(91)90014-D)
- [5] ORCHARD, M. D, "A fast nearest-neighbour search algorithm", IEEE ICASSP, pp. 2297-2300, 1991.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICASSP.1991.150755>
- [6] GUAN, L, KAMEL, M, "Equal-average hyper-plane partitioning method for vector quantization of image data", Pattern Recognition Lett, pp. 693-699, 1992.  
DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655\(92\)90098-K](http://dx.doi.org/10.1016/0167-8655(92)90098-K)
- [7] Lee, C.H, Chen, L,H, "Fast closet code word search algorithm for vector quantization", IEEE Porc., pp. 143-148, 1994.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/ip-vis:19941140>
- [8] Lee, C.H, Chen, L,H, "A Fast Search Algorithm for Vector Quantization Using Mean Pyramids of Codewords", IEEE Trans., pp. 1697-1702, 1995.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/26.380218>

### 고 대 영(Dae-Young Ko)

[준회원]



- 1999년 2월 : 전남대학교 전자공학과 (공학사)
- 2002년 2월 : 전남대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 (박사과정)

<관심분야>

디지털 신호처리, 임베디드 시스템

### 백 성 준(Sung-June Baek)

[정회원]



- 1989년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사)
- 1992년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학석사)
- 1999년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전자공학과 교수

<관심분야>

의료, 통신, 음성관련 디지털 신호처리

### 박 준 규(Jun-Kyu Park)

[정회원]



- 2009년 2월 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부(공학사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전자공학과(석박사통합과정)

<관심분야>

디지털 신호처리, 패턴인식

**서 유 경**(Yu-Gyeong Seo)

[준회원]



- 2014년 2월 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부(공학사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 전남대학교 전자공학과(석사과정)

<관심분야>

디지털 신호처리, 패턴인식

---

**서 성 일**(Sung-Il Seo)

[정회원]



- 1900년 2월 : 연세대학교 전자공학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2014년 2월 : 광운대학교 전자융합공학과(공학박사)
- 2014년 ~ 현재 : 호남대학교 전기공학과 교수

<관심분야>

디지털 통신시스템, 디지털 신호처리

---